

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306192

# 面向人体关节角度预测的运动意图识别方法研究\*

曹雨冬 李慧 陈怡 魏旺华 卢昀 孙帅帅

(中国科学技术大学 合肥 230031)

**摘要:**为了弥补离散状态识别方法在运动过程预测上的不足,提出了一种面向人体关节角度预测的运动意图识别方法。围绕A型超声探头设计了驱动电路和回波采集程序用于测量肌肉厚度,收集了6名志愿者的运动数据,经过对同一运动过程中肌肉厚度和关节角度的数据拟合,定制化地生成了映射关系模型,得到决定系数 $R^2$ 的平均值为0.9169,显示出较好的匹配度,将模型固化到程序中,系统的预测值输出响应频率可以达到30 Hz,表明该方法可以跟踪过程中的连续状态变化识别人的运动意图,相比于离散状态识别方法,可以有效提升识别精度和实时性能。

**关键词:** A型超声;肌肉厚度测量;曲线拟合;运动意图识别;关节角度预测

中图分类号: TP212.9;TN606

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.4020

## Research on motion intent recognition method for human joint angle prediction

Cao Yudong Li Hui Chen Yi Wei Wanghua Lu Yun Sun Shuaishuai

(University of Science and Technology of China, Hefei 230031, China)

**Abstract:** In order to make up the deficiency of discrete state recognition in motion process prediction, a motion intent recognition method for human joint angle prediction is proposed. The driver circuit and echo acquisition program were designed for the A-mode ultrasound probe to measure the muscle thickness. The motion data of 6 volunteers were collected. A customized mapping relation model was generated after fitting the data of muscle thickness and joint angle during the same movement. The average value of the coefficient of determination  $R^2$  is 0.9169, which shows a good matching degree. The system's output response frequency of predictive value can reach 30 Hz when the model was solidified into the program, which indicates that the method can track the continuous state changes in the process and recognize the human motion intent. Compared with the discrete state recognition method, it can effectively improve the recognition precision and real-time performance.

**Keywords:** A-mode ultrasound; muscle thickness measurement; curve fitting; motion intent recognition; joint angle prediction

## 0 引言

运动意图识别(motion intent recognition)是近年来人机交互领域非常热门的研究方向,在外骨骼和假肢控制<sup>[1-4]</sup>、康复辅助<sup>[5]</sup>、人机协作<sup>[6]</sup>等领域都有很重要的应用价值。常见的运动意图识别方法主要是基于特定的传感器读取人体的某种生理信号,根据信号特征分析出人的运动意图<sup>[3,7]</sup>,将之转化为机器能理解的信号形式输出出去,机器就可以按照人的意识进行行动。具备较好性

能的识别方法可以显著提升人机控制的准确度和连续性。

当前,较多的研究资料报导了针对动作中离散状态下的模式识别,提出了很多基于肌电(electromyogram, EMG)<sup>[8-11]</sup>、脑电(electroencephalography, EEG)<sup>[12-17]</sup>以及其他信号<sup>[1,6,18-19]</sup>的意图识别方法。Guo等<sup>[11]</sup>的研究采集EMG信号做了人体上肢运动模式识别实验,体现出较高的准确度,但是响应时间超过了350 ms。与EMG相比,EEG设备的实施方式更为固定,即采集不同脑区的多通道EEG信号,但是围绕其展开的学习以及分类方法

收稿日期: 2023-01-11 Received Date: 2023-01-11

\* 基金项目: 安徽省自然科学基金(22080859E151)、国家自然科学基金(52105081, 52005474)项目资助

的研究则比较开放。例如 Han 等<sup>[17]</sup>提出了一种基于随机计算的支持向量机(support vector machine, SVM)分类器,用于实施 EEG 的手势识别。而 Cho 等<sup>[1]</sup>使用力敏电阻感知肌肉活动进而对手势进行模式识别。

尽管上述信号类型在不同领域有成功应用,但也有—些固有的局限性,例如表面 EMG 只能检测浅表肌肉的运动,不能识别来自深层软组织的生物电信号<sup>[20]</sup>。另外,长期用于模式识别的表面 EMG 性能会随着时间推移而下降<sup>[9]</sup>。基于 EEG 的意图识别方法依赖于从复杂的异质 EEG 信号特征中提取信息,使得通过 EEG 识别别人的意图比最初预期的更加困难<sup>[15]</sup>。总结上述提到的方案,采用模式识别的意图识别方法存在如下不足:

1) 对计算性能和数据采集量有较高要求。2) 较为复杂的数据训练和识别算法延长了系统的响应时间<sup>[11]</sup>。3) 只能对单个动作的完成状态或终末状态进行识别,无法跟踪运动过程中变量,不具备高识别精度,进而导致在很多人机交互的应用场景中连续控制的缺失,会直接影响人机运动的平稳性和协调性<sup>[21-22]</sup>。

为了改进上述不足,本文探究一种面向过程变量的运动意图识别方法,主要针对人体下肢主要关节的运动特点展开研究,因为关节直接或间接通过肌腱与肌肉相

连,肌肉的收缩与舒张是关节转动的直接力量来源,所以可以合理构建出肌肉厚度变化到关节转动角度的联系。利用超声波对深层肌肉活动的探测优势<sup>[23-24]</sup>,本文围绕 A 型超声传感探头设计可穿戴式结构用于跟踪相应区域的肌肉厚度变化,使用惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)对关节角度进行数据采集<sup>[9]</sup>,在无负载的情况下,针对人体下肢膝关节和踝关节的运动输出做标定实验,尝试构建合适的关系模型,使用相对较少的数据量完成更快的运动意图识别速度。在此基础上,初步完成关节角度实时预测软硬件平台的搭建并评估该方法的连续控制性能,以探索可能的应用模式,为后续在实际场景中的研究提供应用思路。

## 1 实验系统设计与搭建

### 1.1 硬件系统

本文所需功能的实现需要依靠一定的软硬件系统,其中,硬件系统分为两条信号通路,即 A 超对肌肉厚度的测量和 IMU 对角度数据的采集,如图 1 所示。计算机主要负责控制指令下发和数据接收。

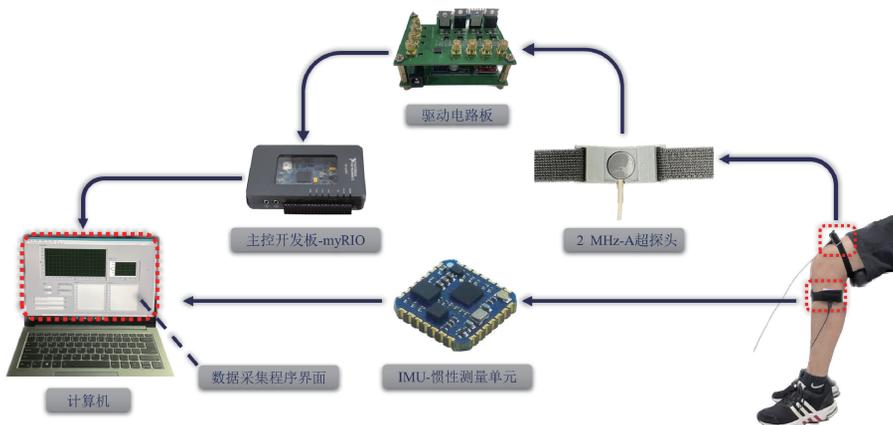


图 1 硬件系统概览图

Fig. 1 Overview diagram of hardware system

A 超探头的核心材料是压电陶瓷,具有正逆压电效应,可以完成机械能和电能之间的相互转化,探头受到来自驱动电路板的高压脉冲信号的激励可以发射超声波,反射回来的回波又被探头转化为电压信号,由于原始信号通常较为微弱,需要经过驱动板上 MD0105 收发隔离芯片的除扰和前置信号放大器的放大,然后传输给模数转换器(AD9220, 12 位, 0~5 V)转化为数字信号,主控开发板 myRIO 缓存数据值并上传给计算机进行计算,最终得到肌肉厚度值。

IMU 的核心元件是一个 9 轴惯性测量单元 LPMS-

ME1,能采集包括欧拉角(分辨率 $<0.01^\circ$ )、角速度和加速度等信息在内的数据,其通过串口 UART 与上位机相连接,上位机上对应的软件程序可以实时显示数据波形以及导出数据。

### 1.2 软件系统

软件系统是基于 LabVIEW 编写,运行在上位机和 myRIO 上,主要的功能模块有 3 个,以程序的信号流向的逻辑运行顺序先后分别是数据采集模块、算法处理模块、运动指令输出模块,如图 2(a) 所示。

首先,数据采集模块运行在 myRIO 的 FPGA 环境中,

通过调用底层数字 I/O 接口锁存 AD9220 传输过来的数据,一共 12 个通道的数字 I/O 接口的逻辑电平信号组成 12 位的二进制数据,对数据点进行顺序采集并保存在创建好的 FIFO 缓存中,FIFO 的大小为 2 KB,可以保存 1 024 个数据点,一段缓存数据所映射的时长约为 100  $\mu$ s。FIFO 存满之后,触发直接存储器访问 (direct memory access,DMA) 中断向上位机发送数据。然后,算法处理模块用于处理下位机发送的数据,原始的超声波回波信号是一段从发射出去开始,行程时间 100  $\mu$ s 的时域信号,原始信号噪声较多,特征值不明显,因此需要一系列的预处理过程,包含 5 个算法子模块,分别是滤波、时间增益补偿、肌肉厚度值计算与提取以及平滑防抖。最后,软件系统运行的频率最高可达 30 Hz,也即 1 s 之内可以得到 30 次实时的肌肉厚度数据,在每次更新肌肉厚度数据后,将之输入到标定实验得出的肌肉厚度-关节角度数学模型中,输出一个目标角度值,这样就建立起了一个从运动意图识别到动作幅度信号输出的执行通路,如图 2(b) 所示。

序中。

原始回波信号是基于时域采集的电压信号,通常有幅值较低,易受干扰的特点(图 3(a))。首先得到原始信号经过前置放大后的信号(图 3(b)),由于超声波传输过程中在不同人体组织交界处会发生反射和折射,有效信号集中在波形图中峰值出现的区域,为了更准确清晰地分离出有效信号以供后续算法处理,对原始信号做滤波降噪处理。滤波模块基于软件 FFT(快速傅里叶变换)分析得出该时域信号的频域分布(图 3(c)),因为本文中的感兴趣的特征值是峰-峰值,所以噪声被认为处于幅值较低的频段,依据最小峰值的 80% 自适应的设置阈值,对低于阈值的频段进行低通滤波(图 3(d))。处理之前,需要对原始数据进行真实值转换,式(1)为 ADC 数据值到信号真实电压幅值的转换,式(2)为采样数据点的顺序到一次超声波行程中时间的转换。

$$U_s = D_i \frac{U_m}{D_m} \tag{1}$$

式中: $U_s$  为信号的实际电压值, $D_i$  为第  $i$  个采样点的数值, $D_m$  为 ADC 数据值的最大值,对应其精度 12 位,即 4 095, $U_m$  为 ADC 的电压量程 5 V。

$$T_i = \frac{i}{S_r} \tag{2}$$

式中: $T_i$  为第  $i$  个采样点对应的超声波回波采集时间, $i$  为采样点的序号, $S_r$  为采样频率 10 MHz。

### 2.2 时间增益补偿

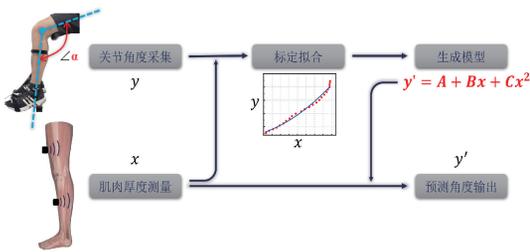
时间增益补偿 (time gain compensation, TGC) 是超声设备用来克服因为能量衰减导致信号减弱的一种处理方法。处理方法是将从脉冲发射开始后的回声信号随着时间的延长而逐渐增加增益。这种校正使同一组织或结构在声像图看起来相对一致,即使它们位于不同的深度。本文依据超声波在人体内传输的物理衰减模型逆向补偿数据点的幅值。补偿公式为:

$$D'_i = D_i + C \cdot T_i \tag{3}$$

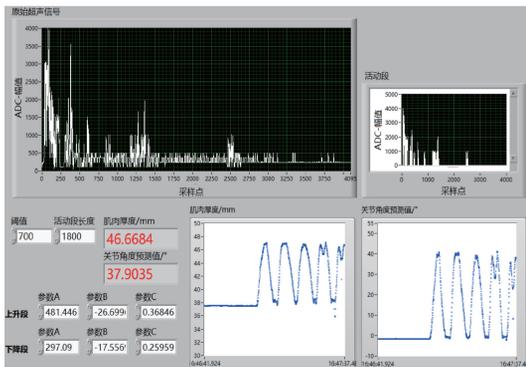
其中, $D'_i$  为补偿后的第  $i$  个采样点对应的超声波回波数据的幅值, $D_i$  为补偿前的第  $i$  个数据点对应的超声回波数据的幅值, $C$  为超声补偿系数, $T_i$  为第  $i$  个采样点对应的的时间。

### 2.3 肌肉厚度提取

超声波从探头向外界发射出去之后,会在介质中向深处传播,碰到障碍物或者不同密度介质的界面时会发生反射和折射,形成的回波又传播回探头处,引起正压电效应,形成一定强度的电压信号,该电压信号可以表征回波形态。回波会在肌肉与脂肪以及肌肉与骨骼等接触界面出现较高峰值,由此确定肌肉的上下表面,计算出峰-峰值之间的超声波行程差即可得到传播介质厚度,在本文中就可以用来计算肌肉厚度的变化,如图 3(d)、图 4



(a) 程序设计逻辑框图  
(a) Logic flow chart of program design



(b) LabVIEW实时程序界面  
(b) LabVIEW real-time program interface

图 2 软件系统概览图

Fig. 2 Overview diagram of software system

## 2 信号处理方法

### 2.1 信号滤波与降噪

本文的离线信号处理与数据分析均在 OriginPro 2021b 中完成,但相应的算法模块也被固化到了实时程

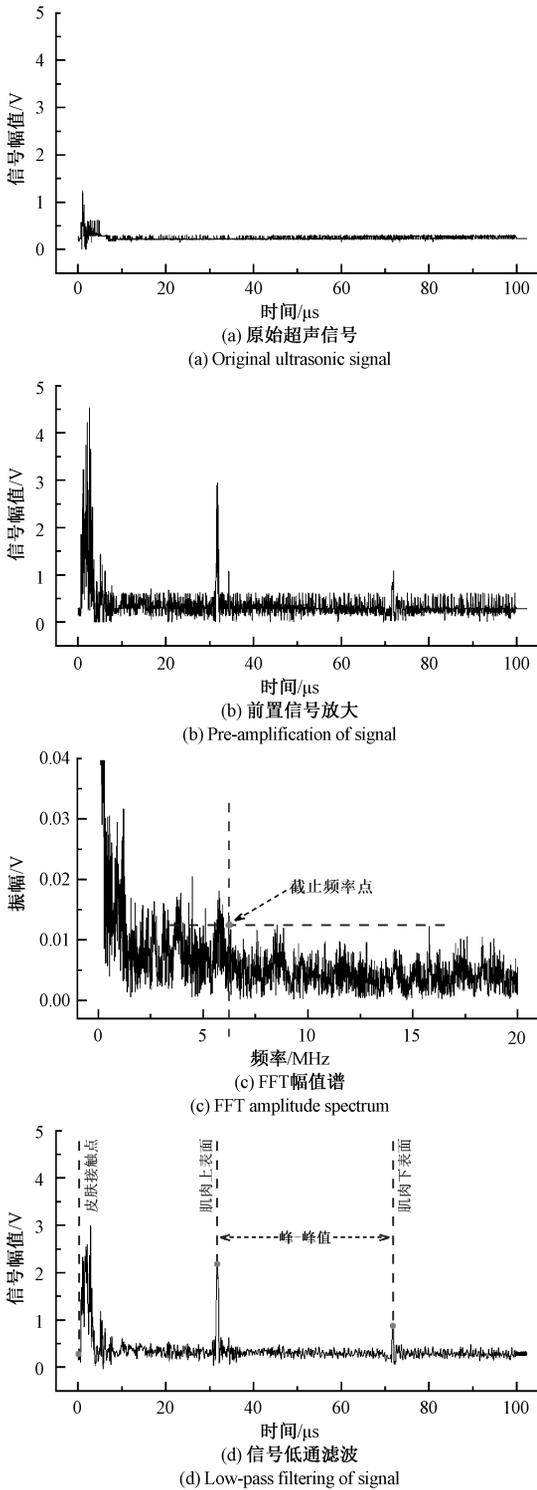


图3 超声信号处理过程

Fig. 3 Processing of ultrasonic signal

所示。

编程实现厚度计算的算法,输出当前实时的肌肉厚

度,厚度提取公式如式(4)所示:

$$M_h = (T_{p+1} - T_p) \frac{S_v}{2} \tag{4}$$

其中,  $M_h$  为第  $p$  个和第  $p+1$  个峰值之间对应的肌肉厚度,  $T_p$  为第  $p$  个活动段峰值对应的时间,  $S_v$  为声波在人体组织中的传播速度  $1540 \text{ m/s}$ 。探测最大深度由式(4)时间项设为  $100 \mu\text{s}$  (最大采集时间由式(3)计算可得)得  $77 \text{ mm}$ 。

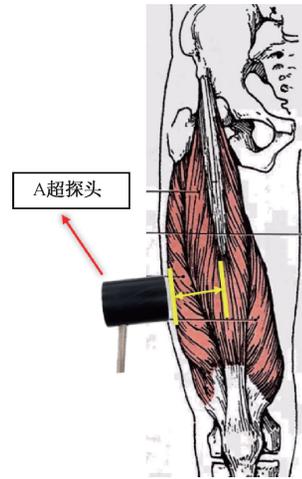


图4 A超测量肌肉厚度示意图

Fig. 4 Schematic diagram of muscle thickness measured by A-ultrasound

### 2.4 信号平滑与防抖

在实验过程中,由于探头佩戴的非平稳因素以及运动过程中随机抖动的干扰,计算得出的肌肉厚度会出现明显偏离趋势线的幅度异常值,为了减弱异常值对识别准确度的影响,对肌肉厚度曲线进行平滑防抖处理,如图5所示,平滑算法选择百分位滤波法,主要用于平滑短时噪声,可以在一定范围内归正幅度异常值,设置参数窗口点数为15,百分位数为50%。

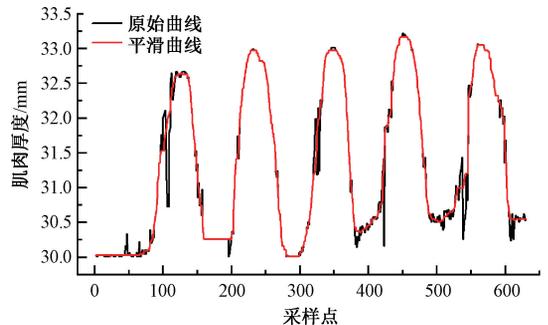


图5 肌肉厚度曲线平滑处理示意图

Fig. 5 Smoothing of muscle thickness curve

### 3 实验设置

#### 3.1 实验对象设置

本文相关的实验一共招募了 6 名健康志愿者,其中 4 名男性,2 名女性,均无神经肌肉损伤病史,并签署了实验知情同意书,收集了身高、体重、BMI 指数等生理数据,如表 1 所示。

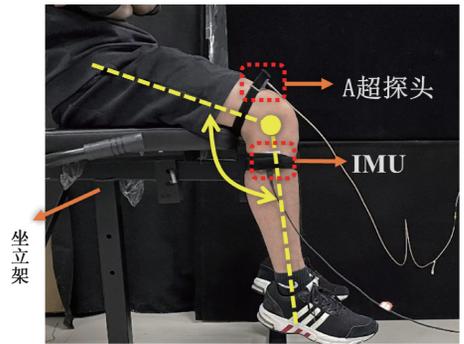
表 1 志愿者概况

Table 1 Volunteers profile

志愿者编号	性别	年龄	身高/cm	体重/kg	BMI 指数
S1	男	25	170	64	20.76
S2	男	26	174	68	22.46
S3	女	27	168	52	18.42
S4	女	23	150	45	20.00
S5	男	22	177	75	23.94
S6	男	23	166	58	21.05

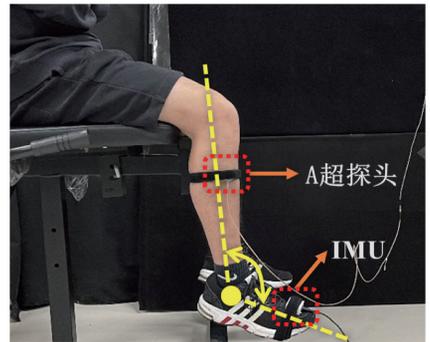
本文针对两种肌肉和关节的对应关系给每名志愿者设计了两组实验,两组实验均在志愿者处于坐姿的状态下进行,目标实验区域均选取志愿者右腿,并且坐具器材可以保证志愿者脚底离地悬空,以避免脚掌与地面的摩擦力干扰实验。根据解剖学原理,大腿股直肌的收缩和舒张直接影响膝关节的转动,小腿胫骨前肌的收缩和舒张直接影响踝关节的转动。当人处于坐姿时,股直肌收缩以主动肌的地位驱动膝关节逆时针转动,然后输出向前踢小腿的动作;胫骨前肌收缩以主动肌的地位驱动踝关节逆时针转动。因此,设计第 1 组实验以探究股直肌厚度与膝关节转动角度的关系,将 A 超探头结构固定于大腿股直肌探测区域,采集股直肌的厚度数据,同时将 IMU 也用弹性绑带固定于小腿外侧,小腿前踢过程中,小腿绕膝关节转动对应膝关节转过的角度,这样 IMU 可以采集到膝关节的转动角度(图 6(a));设计第 2 组实验以探究胫骨前肌厚度与踝关节转动角度的关系,将 A 超探头固定于小腿胫骨前肌探测区域,采集胫骨前肌的厚度数据,又因为向上抬足的幅度对应踝关节转过的角度,将 IMU 固定于志愿者脚尖即可以采集踝关节的转动角度(图 6(b))。

此外,为消除传感器穿戴带来的误差,对每位参与实验的志愿者进行 A 超探头佩戴时,记录下绑带粘接处的位置,在绑带上用记号笔做标记,此标记与志愿者一一对应,因此实验时绑带结构对同一志愿者的挤压程度是相同的,由此来消除由绑带挤压肌肉带来的测量误差。



(a) 膝关节数据采集实验图

(a) Experimental diagram of knee joint data acquisition



(b) 踝关节数据采集实验图

(b) Experimental diagram of ankle joint data acquisition

图 6 实验初始设置

Fig. 6 Initial setup of experiment

#### 3.2 实验流程设计

6 名志愿者均按照相同的标准实验流程进行数据采集,研究人员在每个志愿者实验之前都会进行一次预实验的演示,以方便志愿者熟悉实验流程。首先,志愿者在准备好的坐立架上呈放松态坐姿,A 超探头和 IMU 按照 3.1 节所描述的实验设置进行佩戴,如图 6 所示。然后,志愿者在研究人员的指引下开始做实验动作,IMU、A 超探头及其外围电路也同时上电并运行数据采集程序。针对第一组股直肌与膝关节对应的实验,志愿者自放松态坐姿开始前踢小腿至与大腿近似处于一条直线的位置,然后再放下小腿至放松态,这样就是一个动作周期,一个周期的时间控制在 5 s 左右,一共做 10 个周期;针对第 2 组胫骨前肌与踝关节对应的实验,志愿者从放松态开始做上抬脚尖的动作至最高点(每名志愿者尽力所能达到的位置),然后向下垂足至放松态,同样一个动作周期时间控制在 5 s 左右,一共做 10 个周期(图 7)。最后,做完两组实验即结束数据的采集,将采集到的肌肉厚度值和角度值根据实验的时间线对齐,并按志愿者编号分别保存以待分析处理。

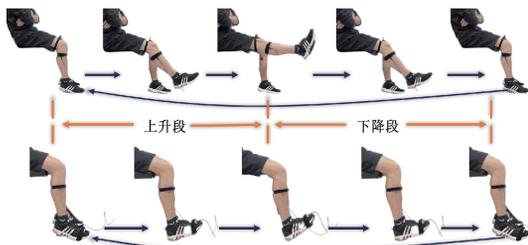


图7 实验流程示意图

Fig. 7 Schematic diagram of experimental procedure

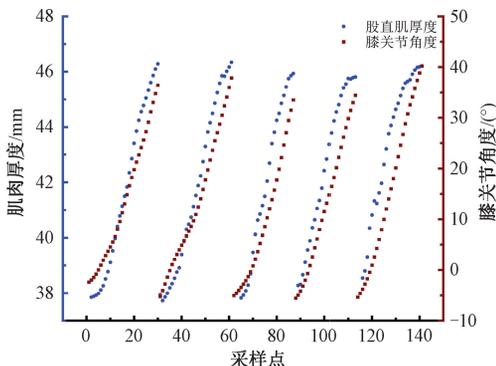
## 4 实验结果与数据分析

### 4.1 拟合方法

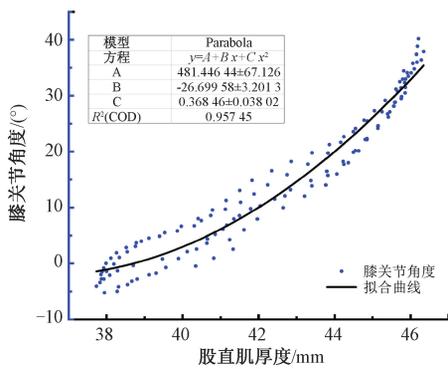
对每名志愿者采集了2种运动数据,分别对应股直肌-膝关节的前踢小腿动作,胫骨前肌-踝关节的向上抬足动作,又考虑到重力的影响,分析时将两组动作分割为上升段和下降段(图7),这样1名志愿者得到4组对应关系,6名志愿者一共得到24组对应关系。因此,实验结果数据处理步骤如下:1)将原始肌肉厚度数据和关节角度数据导入 OriginPro 2021b 中,按照时间同步关系对齐10个动作周期的数据;2)尽管在实验开始之前会对IMU进行校正归零,但由于人的重复运动难以保证理论上的一致性,所以会出现角度数据的起点可能不是从零开始的情况,考虑到数据的代表性,随机截取10个运动周期中的5个周期的数据按照上升段和下降段分割;3)通过对数据对应关系的初步观察,考虑到应尽量缩短实际应用场景的数据分析速度和简化算法复杂度,选取较为简单的模型进行回归分析,这里选取 Polynomial 类别中的 Parabola 函数模型(图8),迭代算法为 Levenberg-Marquardt 优化算法,得到的方程形式为:

$$y' = A + Bx + Cx^2 \quad (5)$$

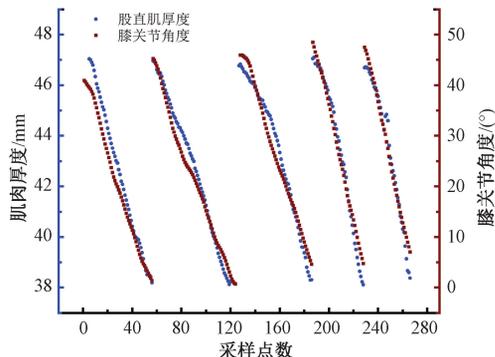
其中,  $y'$  为预测的关节角度值,  $x$  为输入的肌肉厚度值,  $A, B, C$  分别为拟合参数。



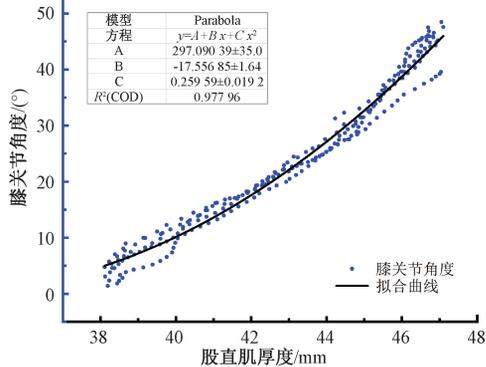
(a) Ascent phase data of femoral rectus and knee joint



(b) 上升段拟合结果  
(b) Fitting results of ascent phase



(c) Descent phase data of femoral rectus and knee joint



(d) 下降段拟合结果  
(d) Fitting results of descent phase

图8 部分实验结果-志愿者S3

Fig. 8 Partial experiment results-volunteer S3

### 4.2 拟合结果

最终一共得到24个拟合方程,均达到拟合收敛,其中决定系数  $R^2$  (表2) 最小值0.81692,中位数0.92832,最大值0.98430,均显示出较好的拟合优度。由于所有志愿者的数据趋势均与S3类似(图7),可以分析得到股直肌厚度和胫骨前肌厚度分别与膝关节角度和踝关节角度呈正相关关系。另外,股直肌-膝关节的上升段  $R^2$  的平均值为0.91943,下降段  $R^2$  的平均值为0.88347;胫骨前肌-踝关节的上升段  $R^2$  的平均值为0.92945,下降段  $R^2$  的平均值为0.93523,均高于前一组对应关系,可以在一定程度上说明该模型用于描述胫骨前肌厚度和踝关节

角度的关系更为合适。

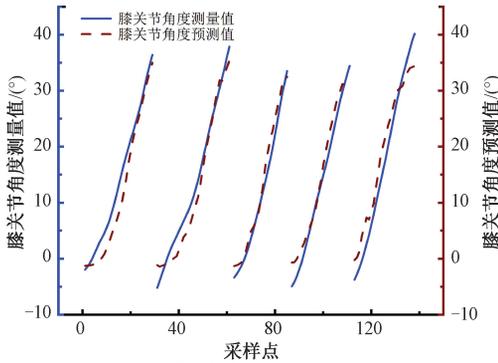
表 2 拟合结果

Table 2 Fitting results

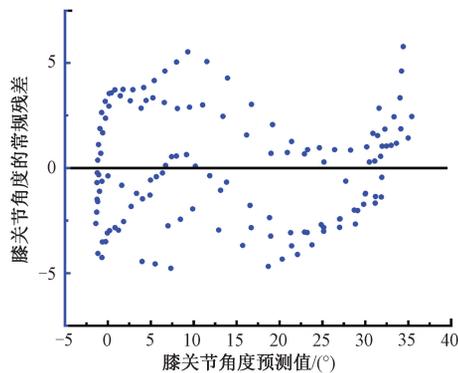
志愿者	膝关节-股直肌上升段决定系数( $R^2$ )	膝关节-股直肌下降段决定系数( $R^2$ )	踝关节-胫骨前肌上升段决定系数( $R^2$ )	踝关节-胫骨前肌下降段决定系数( $R^2$ )
S1	0.946 58	0.866 17	0.838 82	0.936 86
S2	0.920 90	0.816 92	0.935 73	0.950 64
S3	0.957 45	0.977 96	0.955 55	0.880 71
S4	0.958 02	0.860 12	0.979 14	0.962 75
S5	0.840 32	0.903 08	0.897 92	0.896 13
S6	0.893 33	0.876 58	0.969 56	0.984 30
平均值	0.919 43	0.883 47	0.929 45	0.935 23

### 4.3 预测结果评估

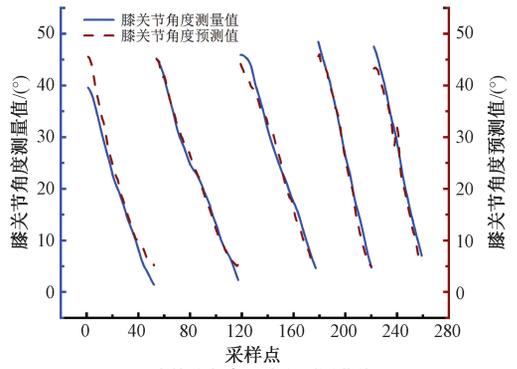
这里以志愿者 S3 为例,评估其预测模型的实际效果。将 S3 的股直肌-膝关节关系模型代入到预测程序中并运行,得到膝关节角度预测值曲线,并与测量值相比较(图 9),可以看出在运动过程中段,两条曲线较为贴合,而预测值与测量值偏差较大的区域多出现在曲线的起点处和终点处,分别对应于一次运动过程的加速段和减速段,这可能和肌肉的募集机制有关,说明测量值曲线的两端相比于中段更加偏离预测模型。残差为预测值和测量值的差值,这里对 S3 膝关节角度的残差进行分析(表 3),数据显示下降段的预测误差对测量值的平均影响程度(3.2%)要小于上升段(4.9%),说明志愿者 S3 膝关节下降段的模型匹配度要优于上升段。



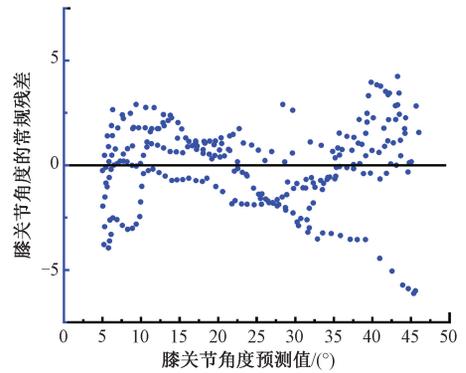
(a) 膝关节角度上升段预测曲线  
(a) Ascent phase prediction curve of knee joint angle



(b) 上升段残差分布图  
(b) Residual distribution diagram of ascent phase



(c) 膝关节角度下降段预测曲线  
(c) Descent phase prediction curve of knee joint angle



(d) 下降段残差分布图  
(d) Residual distribution diagram of descent phase

图 9 预测结果评估-志愿者 S3

Fig. 9 Prediction results evaluation - volunteer S3

表 3 膝关节角度残差分析-志愿者 S3

Table 3 Residual analysis of knee joint angle-volunteer S3

	残差绝对值的均值/(°)	角度测量值跨度/(°)	占比/%
上升段	2.25	45.75	4.9
下降段	1.52	47.08	3.2

## 5 结论

本文从人体主要宏观运动的实现原理出发,以肌肉厚度变化作为运动意图来源,以关节角度变化代表运动幅度输出,搭建了一套基于 A 超和 IMU 的数据采集系统,对 6 名志愿者进行下肢膝关节和踝关节的运动数据采集,定制化的拟合出了关系模型,经过对数据结果的分析可以得到如下结论:

- 1) 拟合模型整体的平均决定系数  $R^2$  值为 0.916 9, 可以作为描述肌肉收缩强度与运动幅度的关系的依据。
- 2) 与股直肌厚度和膝关节角度的拟合结果相比较,胫骨前肌厚度和踝关节角度的拟合结果具备更好的拟合优度。
- 3) 肌肉厚度可以作为运动过程中的连续变量被跟踪和测量,在一定范围内可以代表人的运动意图强度。

此外,本文将拟合模型形成算法编写进关节角度实时预测程序中,有 30 Hz 的刷新频率,验证了利用肌肉厚度进行连续运动意图识别的可行性,相比采用模式识别的方法在识别精度和实时性能上具备优势。提出的由肌肉厚度预测关节角度的应用模式拓宽了人机交互的技术选择范围,尤其对存在肢体残缺而具备肌肉活动的残疾人的生活场景体现出了实用意义。

## 参考文献

- [ 1 ] CHO E, CHEN R, MERHI L K, et al. Force myography to control robotic upper extremity prostheses: A feasibility study [ J ]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2016, 4: 18.
- [ 2 ] SHEN B, LI J, BAI F, et al. Motion intent recognition for control of a lower extremity assistive device (LEAD)[C]. 2013 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. IEEE, 2013: 926-931.
- [ 3 ] XU D, WANG Q. Noninvasive human-prosthesis interfaces for locomotion intent recognition: A review[J]. *Cyborg and Bionic Systems*, 2021(1):14.
- [ 4 ] YOUNG A J, SIMON A M, FEY N P, et al. Intent recognition in a powered lower limb prosthesis using time history information [ J ]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2014, 42(3): 631-641.
- [ 5 ] SASIDHAR S, PANDA S K, XU J. A wavelet feature based mechanomyography classification system for a wearable rehabilitation system for the elderly [ C ]. *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 45-52.
- [ 6 ] DING H, HE Q, ZENG L, et al. Motion intent recognition of individual fingers based on mechanomyogram [ J ]. *Pattern Recognition Letters*, 2017, 88: 41-48.
- [ 7 ] POITRAS I, DUPUIS F, BIELMANN M, et al. Validity and reliability of wearable sensors for joint angle estimation: A systematic review [ J ]. *Sensors*, 2019, 19(7): 1555.
- [ 8 ] 孔冬荣,朱杰. 基于表面肌电和加速度信息融合的手势识别[J]. *电子测量技术*, 2019,42(5): 85-89.
- KONG D R, ZHU J. Gesture recognition based on fusion of surface electromyography and acceleration information[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(5): 85-89.
- [ 9 ] HE J, ZHANG D, SHENG X, et al. Effects of long-term myoelectric signals on pattern recognition [ C ]. *International Conference on Intelligent Robotics and Applications*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 396-404.
- [ 10 ] 徐瑞,李志才,王雯婕,等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 32(2):1-11.
- XU R, LI ZH C, WANG W J, et al. Human-computer interaction control strategies based on electromyography and their applications and challenges [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 32(2): 1-11.
- [ 11 ] GUO W, SHENG X, LIU H, et al. Toward an enhanced human-machine interface for upper-limb prosthesis control with combined EMG and NIRS signals [ J ]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2017, 47(4): 564-575.
- [ 12 ] 蒋贵虎,陈万忠,马迪,等. 基于 ITD 和 PLV 的四类运动想象脑电分类方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 40(5): 195-202.
- JIANG G H, CHEN W ZH, MA D, et al. Research on four-class motor imagery EEG classification method based on ITD and PLV [ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(5): 195-202.
- [ 13 ] 赵紫宁,李智,张绍荣. 运动想象脑机接口中两种改进的脑电共空域模式特征提取方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 31(12): 64-70.
- ZHAO Z N, LI ZH, ZHANG SH R. Two improved methods for EEG common spatial pattern feature extraction in motor imagery based brain-computer interface [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 31(12): 64-70.
- [ 14 ] OR RASHID M M, AHMAD M. Classification of motor imagery hands movement using levenberg-marquardt algorithm based on statistical features of EEG signal[C]. 2016 3rd International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT). IEEE, 2016: 1-6.
- [ 15 ] DEL POZO-BANOS M, ALONSO J B, TICAY-RIVAS J R, et al. Electroencephalogram subject identification: A review [ J ]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(15): 6537-6554.
- [ 16 ] FANG Z, WANG W, REN S, et al. Learning regional attention convolutional neural network for motion intention recognition based on eeg data [ C ]. *Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, 2021: 1570-1576.
- [ 17 ] HAN K, WANG J, XIONG X, et al. A low complexity SVM classifier for EEG based gesture recognition using stochastic computing [ C ]. 2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). IEEE,

- 2020; 1-5.
- [18] MASSALIN Y, ABDRAKHMANOVA M, VAROL H A. User-independent intent recognition for lower limb prostheses using depth sensing[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 65(8): 1759-1770.
- [19] 郭鹏, 肖秦琨, 赵一丹. 基于深度图像的手势识别研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(10): 6-12.  
GUO P, XIAO Q K, ZHAO Y D. Research on gesture recognition based on depth image[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(10): 6-12.
- [20] ZHANG X, WANG D, YU Z, et al. EMG-torque relation in chronic stroke: A novel EMG complexity representation with a linear electrode array[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2016, 21(6): 1562-1572.
- [21] ZHENG E, MANCA S, YAN T, et al. Gait phase estimation based on noncontact capacitive sensing and adaptive oscillators [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(10): 2419-2430.
- [22] CHEN J, ZHANG X, CHENG Y, et al. Surface EMG based continuous estimation of human lower limb joint angles by using deep belief networks [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 40: 335-342.
- [23] BOYD P, LIU H. A-mode ultrasound driven sensor fusion for hand gesture recognition [C]. 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2020: 1-6.
- [24] CHEN X, ZHENG Y P, GUO J Y, et al. Sonomyographic responses during voluntary isometric

ramp contraction of the human rectus femoris muscle[J]. European Journal of Applied Physiology, 2012, 112(7): 2603-2614.

## 作者简介



曹雨冬, 2020 年于华南理工大学获得学士学位, 现于中国科学技术大学攻读硕士, 主要研究方向为传感器应用、生物信号采集与分析等。

E-mail: cymessid@mail.ustc.edu.cn

**Cao Yudong** obtained a B. Sc. degree from South China University of Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at the University of Science and Technology of China. His main research interests include sensor application, biological signal acquisition and analysis, etc.



孙帅帅(通信作者), 中国科学技术大学特任教授, 主要研究方向为智能自适应机器人和振动控制等。其在相关领域已发表 SCI 论文 100 余篇, 担任领域 5 本主流 SCI 期刊学术主编、客座主编, 入选国家海外高层次人才项目。

E-mail: sssun@ustc.edu.cn

**Sun Shuaishuai** (Corresponding author) is a special researcher at the University of Science and Technology of China. His main interests include intelligent adaptive robots and vibration control. He has published more than 100 SCI papers in related fields. He also serves as the academic editor-in-chief and guest editor of 5 mainstream SCI journals in the field, and is selected as a national overseas high-level talent project.